







Busca en Internet información sobre estas cuestiones:

• Busca un par de ejemplos en Phyton de problemas como el de los misioneros y caníbales, o como el problema de lechero cuya solución se base en el paso entre distintos estados.

Torres de Hanoi:

```
import time
print()
print("="*77)
print("
time.sleep(1)
# Nos devuelve el disco de arriha de la columna col, sino devuelve 0.

def buscardiscoArriba(col):

fila = 0

#10 = 0

fila + 1

If fila < discos:

freumt orres[fila][col] == 0:
                           else: return 0
 # Elimina el disco de arriba de la columna col.
def eliminarDiscoArriba(col):
   fila = 0
   while fila <= discos and torres[fila][col] == 0:
    fila += 1</pre>
               torres[fila][col] = 0
  # Representación gráfica.
def hanoiGrafico(n, origen=1, auxiliar=2, destino=3):
            If n > 8:

hamoGrafico(n-1, origen, destino, auxiliar) 8 n-1 discos de la torre origen a la torre auxiliar.
disco = buscarOiscoArriba(origen-1)
eliminarOiscoArriba(origen-1)
torres[buscarfspacicArriba(destino-1)][destino-1] = disco
print('un'-48)
(libujurores)
hamoiGrafico(h-1, auxiliar, origen, destino) 8 n-1 discos de la torre auxiliar a la torre final.
    # Representación en modo texto.
def hanoiTexto(n, origen=1, auxiliar=2, destino=3):
             if n > 0:
hanolfacto(n-1, origen, destino, auxiliar) 8 n-1 discos de la torre origen a la torre auxiliar.
print("Se mueve el disco %d de torre %d a la torre %d % (n, origen, destino)) 8 disco n a la torre destino.
hanolfacto(n-1, auxiliar, origen, destino) 8 n-1 discos de la torre auxiliar a la torre final.
               nt("\n"*40)
nt(" TORRES DE HANOI ")
  print("\"^ae)
print("\" TORRES DE HAMOI ")
print("\"^a'25)
modo = int(input("Ingrese la opcion deseada:\n\nl) Modo grafico\n2) Modo texto\n\n"))
  if modo == 1:
    discos = int(input("\nIngrese entre 1 y 7 discos: "))
            discos = int(input("intgreee entre 1 y 7 discos: "))
# Defino la matriz para el gráfico
if discos > 0 and discos < 0:
if discos > 0 and discos < 0:
if discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[3,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[3,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[3,0,0],[4,0,0],[5,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[3,0,0],[4,0,0],[5,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[3,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[3,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[3,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0],[7,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0],[7,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[2,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0],[7,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[2,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0],[7,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[2,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0],[7,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[2,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0],[6,0,0]
ellf discos = (0,0,0),[1,0,0],[2,0,0],[2,0,0],[4,0,0],[5,0,0],[6,0,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[6,0],[
 hanoiGratico(discus)
else:
print("\niRROR" Solo se permiten de 1 a 7 discos para el modo grafico.")
elif modo = 2:
discos = int(input("\ningrese numero de discos: "))
            if discos > 0:
print()
hanoiTexto(discos)
             else:
print("\nERROR! Ingrese un numero mayor a 0.")
 else:
print("\nERROR! La opcion ingresada es incorrecta.")
```

El lobo, la cabra y la col

```
["c", "g", "
["g", "w"],
["c", "g"]
                                               \label{eq:def_init}  \begin{aligned} &\text{def}_{\text{init}}(self, west-[w', "c", "g"], east-[], bost_side-false, children-[]); \\ &\text{self-west-west} \\ &\text{self-cost} \cdot east \\ &\text{self-cost}, ide - bost_side \\ &\text{self-children} \cdot children \end{aligned}
                                                      \label{eq:continuous} \begin{split} & def\_str\_(self); \\ & return str(self.west) + str(self.east) + ("left" if not self.boat_side else "Right") \end{split}
                                               recome return least; structural early is (user in not sail note; note user ranger)

children []

in cot sail/nost tide:

for in sail.nost;

nos_sent.nose();

nos_sent.nose();

in sail.nost;

nos_sent.nose();

if sorted(nos_sent) cot in KE_(mode.incompatibilities and not ME_(mode.inter_in_previous[previous_states, nos_sent, nos_sent, not sail/nost_tide);

children_in_mone();

children_in_mone();

children_in_mone();

if sorted(nos_sent) cot in ME_(mode.incompatibilities and not ME_(mode.inter_in_previous[previous_states, nos_sent, nos_sent, not sail/nost_tide);

children_in_mone();

children_in_mone();

if sorted(nos_sent) con_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos_sent_nos
                                                                                       class:

for is self-cent;

for is self-cent;

for is self-cent;

for is self-cent;

for year - self-cent;

if sorteleter earth for is MEC Not-incompatibilities and not MEC Note state in previous/previous pixtus, non-year, non-gent, not self-hour_side):

child will Self-deliver, non-year, not self-hour_side;

prover mag(child) - self

prover mag(child) - self

is corrected (self-cent) or is MEC Note incompatibilities and not MEC Note. texts in previous/previous pixtus, non-year, non-year, not self-hour_side):

child will prove the self-cent incompatibilities and not MEC Note. texts in previous/previous_states, self-west[:], self-cent[:], not self-hour_side):

child will predict the self-cent (:], self-cent[:], not self-hour_side.

ill children - children

self-children - chi
                                 (stationethod

def state in provious(provious states, west, east, boat_side):

return any(

return any(

return any(

in the state of t
                                        as get: Austron to b., The for me set to pair to pair to pair to pair to pair to pair to provide states of the provides patters of the provides patters of the provides patters of the to patter to pair to pa
if _name_ -- " main ":
    root - MGC_Mode()
    solution - find solution(root, use bfs-False)
    print("05 solution =(", end-")
    for i in solution:
        print(", 'b, ', end-")
    print("b|b|")
                                               solution = find solution(root, use_bfs=True)
print("BFS solution = [", end='')
for i in solution:
    print(i, 'lb, ', end='')
print("(b\b)")
```









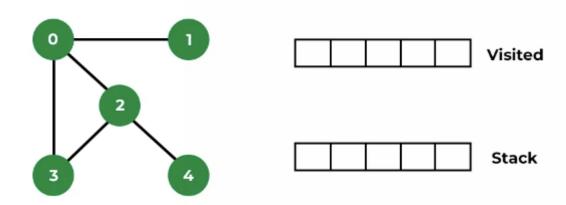
• ¿Por qué un grafo no resulta óptimo en los problemas de búsqueda?

Que un grafo séa mas o menos eficiente en los problemas de búsqueda depende mucho del algoritmo de busqueda que se utilice y de como ha sido el problema modelado en el grafo, es decir que hay varios aspectos que pueden afectar a la eficiencia en los problemas de busqueda, por ejemplo la forma en la que se representan los nodos y las aristas en el grafo puede afectar al rendimiento de los algoritmos de busqueda, la propia eleccion del algoritmo de busqueda es muy relevante en cuanto a tener una mejor eficiencia. En resumen un grafo en si mismo no tiene porque no resultar optimo en los problemas de búsqueda, ya que la eficiencia depende de lo bien representado que este el problema en el grafo, de la elección del algoritmo de búsqueda y de como sea la complejidad del problema específico.

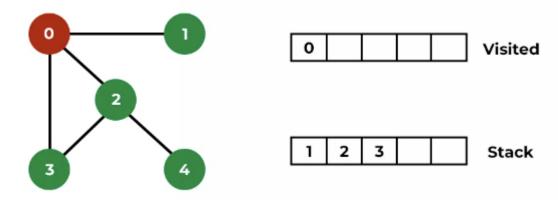
• En las estrategias de búsqueda a ciegas, elige una, busca su algoritmo y una breve implementación en java, Python y en otro lenguaje que quieras.

Algoritmo de búsqueda en profundidad (DFS Depth first search).

Paso 1: El stack inicial y el array de nodos visitados estan vacíos.



Paso 2: Visita al nodo 0 y se ponen en el stack los nodos adyacentes



Paso 3: Ahora se visita el nodo de la parte superior del stack y se añaden al stack los nodos adyacentes no visitados, en este caso ninguno.

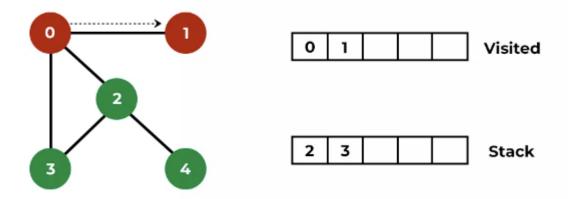




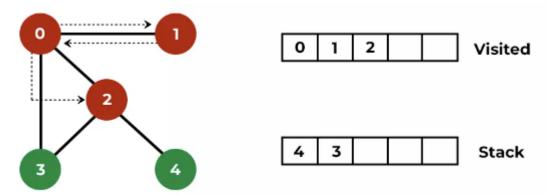
IES de Teis
Avda. de Galicia, 101
36216 – Vigo
886 12 04 64
ies.teis@edu.xunta.es



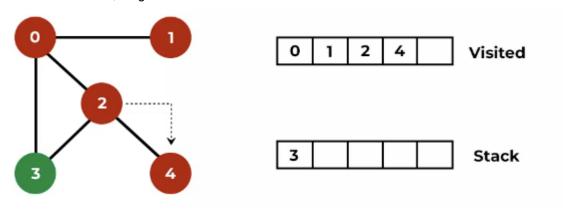




Paso 4: Ahora se visita el nodo 2 de la parte superior del stacky se ponen los nodos adyacentes no visitados en el stack, en este caso 4 y 3.



Paso 5: Ahora se visita el nodo 4 de la parte superior del stack y se ponen los nodos adyacentes no visitados en el stack, ninguno en este caso.



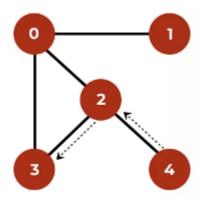




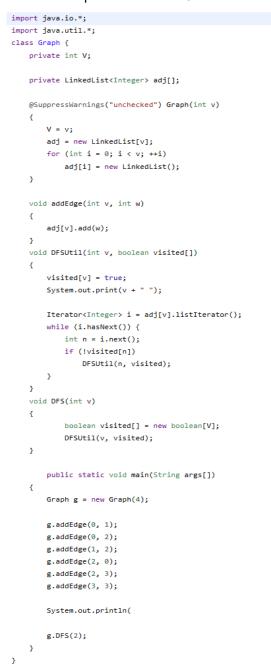


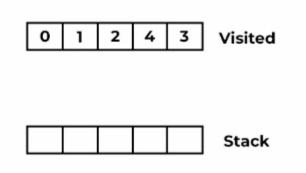


Paso 6: Ahora se visita el nodo 3, se añaden los nodos adyacentes no visitados al stack, en este caso ninguno y finaliza la búsqueda en profundidad.



Implementacion en Java





Implementacion en Python

```
from collections import defaultdict
class Graph:
    def __init__(self):
      self.graph = defaultdict(list)
    def addEdge(self, u, v):
        self.graph[u].append(v)
    def DFSUtil(self, v, visited):
        visited.add(v)
        print(v, end=' ')
        for neighbour in self.graph[v]:
           if neighbour not in visited:
                self.DFSUtil(neighbour, visited)
    def DFS(self, v):
        visited = set()
        self.DFSUtil(v, visited)
if __name__ == "__main__":
    g = Graph()
    g.addEdge(0, 1)
    g.addEdge(0, 2)
    g.addEdge(1, 2)
    g.addEdge(2, 0)
    g.addEdge(2, 3)
    print("Following is Depth First Traversal (starting from vertex 2)")
    g.DFS(2)
```





IES de Teis Avda. de Galicia, 101 36216 – Vigo 886 12 04 64 ies.teis@edu.xunta.es





Implementacion en Javascript

```
class Graph
    constructor(v)
    £
       this.V = v;
       this.adj = new Array(v);
        for(let i = 0; i < v; i++)
            this.adj[i] = [];
    addEdge(v, w)
{
          this.adj[v].push(w);
    DFSUtil(v, visited)
        visited[v] = true;
        console.log(v + " ");
        for(let i of this.adj[v].values())
            let n = i
            if (!visited[n])
                this.DFSUtil(n. visited):
    DFS(v)
    {
        let visited = new Array(this.V);
        for(let i = 0; i < this.V; i++)
            visited[i] = false;
        this.DFSUtil(v, visited);
}
g = \text{new Graph}(4):
g.addEdge(0, 1);
g.addEdge(0, 2);
g.addEdge(1, 2);
g.addEdge(2, 0);
g.addEdge(2, 3);
g.addEdge(3, 3);
console.log("Following is Depth First Traversal " +
            "(starting from vertex 2)");
g.DFS(2);
```

En las estrategias de búsqueda con estrategia heurística, elige una, busca su algoritmo y una breve implementación en java, C y en otro lenguaje que quieras.

Busqueda A*, es un algoritmo de búsqueda informada utilizada comúnmente en problemas de búsquedas de caminos y optimización. A* combina la eficiencia de las búsquedas informadas (Heurística) con la garantía de encontrar la solución mas óptima. Su algoritmo podría ser descrito de la siguiente manera:

- 1) Colocar el nodo inicial en una lista (ABIERTOS)
- 2) Verificar si la lista de ABIERTOS está vacia.
 - a. Si esta vacía entonces no se ha encontrado una solución. Fin
 - b. Si no está vacia entonces hay que realizar los cálculos de h, g y f correspondientes para obtener el nodo con el mejor valor en f (el de menor costo) de la lista de ABIERTOS y se adiciona a otra lista (CERRADOS).

f(x)=g(x)+h(x) donde g(x) es el costo real acumulado desde el inicio hasta el nodo x y h(x) es una función heurística que proporciona una estimación del costo restante desde el nodo x hasta el objetivo.

- 3) Evaluar si el nodo que se acaba de enviar a CERRADOS es el objetivo.
 - a. Si es el nodo objetivo entonces se encontró la solución.
 - b. En caso de no ser el nodo objetivo se prosigue con las siguientes operaciones.









- 4) El nodo sucesor ahora se toma como el nodo actual.
- 5) Calcular los valores de g, h y f del nodo.
- 6) ¿El nodo actual posee mejor valor en f que su nodo padre?
 - a. Si posee mejor valor entonces, retira de la lista de cerrados. Añade sus sucesores (nodos hijos) a la lista de abiertos y regresa al punto 2.
 - Si no, termina la operación y regresa a evaluar la condición de si la lista de ABIERTOS se encuentra vacia.
- Busca algoritmos asociados a los juegos como el minimax y descríbelos brevemente.

Monte Carlo Tree Search (MCTS): Es un algoritmo de búsqueda basado en la simulación y el muestreo estadístico. Es especialmente efectivo en juegos con información imperfecta y decisiones secuenciales, como juegos de tablero. Las principales fases del MCTS son:

- 1) Selección: Comienza en el nodo raíz del árbol y se mueve hacia abajo seleccionando nodos de acuerdo con ciertas reglas.
- Expansión: Cuando alcanza un nodo no explorado se expande creando uno mas nodos hijos que representan posibles acciones desde ese estado.
- 3) Simulación: Se realiza una simulación desde el nodo recién creado o un nodo existente seleccionando al azar. La simulación avanza hasta llegar a un estado terminal o alcanzar un limite de profundidad.
- 4) Retropropagación: La información del resultado de la simulación se retropropaga hacia arriba a lo largo de la ruta que llevo a la selección del nodo original. Se acutalizan las estadísticas de cada nodo en esa ruta.

Estas 4 fases se repiten en ciclos hasta que se alcanza un limite de tiempo o se realiza un número predeterminado de simulaciones. A medida que mas simulaciones son realizadas, el árbol de búsqueda se construye y refina y así las decisiones optimas son cada vez mas evidentes.

Q-Learning: Es un algoritmo de aprendizaje por refuerzo basado en la idea de aprendizaje mediante ensayo y error. Para ello busca la forma de maximizar el valor esperado de las recompensas, para ello el agente aprende a estimar el valor de cada acción posible en un estado especifico. Estos valores se almacenan en una tabla conocida como Q-table, que es como un mapa que asocia cada estado con todas las acciones posibles y sus posibles ganancias. Este algoritmo sigue un proceso de aprendizaje iterativo basado en la ecuación de Bellman, que expresa el valor optimo de una política como la suma de las recompensas inmediatas y el valor esperado de las recompensas futuras.

El proceso de aprendizaje se puede dividir en fases:

- 1. Inicializacion de la Q-table. Se establecen todos los valores a 0 o en un valor aleatorio. Esto representa el desconocimiento inicial del agente sobre la calidad de sus acciones.
- 2. Exploración de entorno: El agente comienza a explorar el entorno y a realizar acciones aleatorias, con la finalidad de recopilar datos del entorno.
- 3. Actualización de la Q-table: Después de realizar una acción en un estado específico, el agente recibe una recompensa y observa el nuevo estado en el que se encuentra. Actualiza el valor en la Q-table.
- 4. Selección de acciones optimas: Luego de haber explorado el entorno lo suficiente y actualizado la Q-table, el agente podrá comenzar a seleccionar acciones optimas. Estas se elegirán en función de los valores mas altos para maximizar así la recompensa.
- 5. Aprendizaje continuo: Cada nueva interacción con el entorno ayuda a refinar el conocimiento del agente y a mejorar su capacidad de tomar decisiones optimas.